

# 인공 신경망을 이용한 실시간 용접품질 예측에 관한 연구

조재형<sup>1\*</sup>, 고상현<sup>2</sup>

<sup>1</sup>단국대학교 산업공학과 교수, <sup>2</sup>단국대학교 산업공학과 석사과정

## A Study on the Prediction of Welding Flaw Using Neural Network

Jae Hyung Cho<sup>1\*</sup>, Sang Hyun Ko<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Industrial Engineering, Dankook University Professor,

<sup>2</sup>Department of Industrial Engineering, Dankook University Graduate Student

**요약** 자동차 분야에서 저항 점용접의 결함 및 품질을 실시간으로 예측할 수 있는 연구는 원가절감과 고품질 생산을 위한 필수 불가결한 연구 분야라 할 수 있다. 용접 품질은 전단강도와 너깃의 크기에 의해서 결정되며 여러 가지 독립변수에 따라 결과가 달라진다. 실시간 예측시스템을 개발하기 위하여 다중 회귀분석을 실시하여 3개의 독립변수로 두 가지 종속변수를 충분한 통계적 결과로 구하였으나 회귀식에 의한 품질 예측은 정확도를 보장할 수 없었다. 본 연구에서는 다중 신경망 회로를 구축하였다. 10가지의 동저항 변수에 의한 신경망은 3개의 은닉층을 구축하여 실행 함수와 가중치 행렬을 구하였다. 그러나 이 경우, 입력 변수가 너무 많아 실시간 제어에 어려움이 있을 수 있으므로 회귀분석에 의한 3개의 독립변수로 신경망을 구축하였다. 그 결과 모든 시험데이터를 불량, 부분 불량, 양품으로 구분하는데 성공하였다. 따라서 다중 회귀분석에 의해서 구한 3개의 독립변수에 의한 실시간 용접 품질 판정 시스템을 완성할 수 있었다.

**주제어** : 신경망, 다중회귀분석, 점용접, 동저항, 실시간검사

**Abstract** A study in predicting defects of spot welding in real time in automotive field is essential for cost reduction and high quality production. Welding quality is determined by shear strength and the size of the nugget, and results depend on different independent variables. In order to develop the real-time prediction system, multiple regression analyses were conducted and the two dependent variables were obtained with sufficient statistical results with three independent variables, however, the quality prediction by the regression formula could not ensure accuracy. In this study, a multi-layer neural network circuit was constructed. The neural network by 10 dynamic resistance variables was constructed with three hidden layers to obtain execution functions and weighting matrix. In this case, the neural network was established with three independent variables based on regression analysis, as there could be difficulties in real-time control due to too many input variables. As a result, all test data were divided into poor, partial, and modalities. Therefore, a real-time welding quality determination system by three independent variables obtained by multiple regression analysis was completed.

**Key Words** : Neural-Network, Multiple-Regression, Spot-Welding, Dynamic-Resistance, Real-Time Inspection

\*Corresponding Author : Jae Hyung Cho(jaecho@dankook.ac.kr)

Received March 25, 2019

Revised April 30, 2019

Accepted May 20, 2019

Published May 28, 2019

## 1. 서론

자동차 분야에서 자동차의 연료효율을 높이는 목적의 부품 경량화에 관한 노력과 자동차의 안전을 고려한 고강도 부품재료의 개발이 활발히 진행 중이다. 자동차 생산 과정에서 부품 체결을 위한 방법으로 작업시간이나 안전을 고려할 때 용접이 필수적이다. 자동차 산업에서 부품간의 용접 작업에는 자동화가 가능하고 작업시간에서 장점이 많은 전기저항을 이용한 점용접 방법을 사용한다[1,2]. 그러므로 자동차 분야에서 초고장력강의 저항 점용접의 결합 및 품질을 실시간으로 예측할 수 있는 연구는 생산성과 고품질 생산을 위한 필수 불가결한 연구 분야라 할 수 있다.

점용접으로 인한 생산품의 품질을 예측하기 위한 노력은 지속적으로 이루어지고 있다. 용접 품질은 다수의 변수와 공정 특성에 따라 양품과 불량품의 품질이 결정되며, 비선형적이고 복잡한 결과를 보인다. 또한 전단강도와 너깃의 크기에 의해서 판정되는 용접 품질은 검사가 쉽게 이루어지지 않으며, 특히 생산성 향상을 위한 실시간 검사가 필수적이나 용접 작업에서 쉽게 적용하기 어려운 문제가 발생된다.

저항 점용접에서 용접전류와 용접시간에 의해 생성되는 로브곡선을 이용하여 용접성을 평가하며, 점용접에서 불량 품질이 발생하는 경우는 용접 너깃의 크기나 인장 전단강도의 결합에 의해서 판정된다[3]. 용접부의 인장전단 강도와 너깃의 크기는 용접전류가 증가하고 용접시간이 늘어날수록 증가하는 것으로 나타난다. 그러나 용접시간과 생산성을 고려하여 전류의 양과 용접시간은 제한적으로 부여되며 외부 요인에 의해서 안정적이지 않을 수 있다. 용접 품질은 여러 가지의 변수와 공정 특성에 따라 양품과 불량품의 품질이 결정되며 결과적으로 판정 기준은 전단강도와 너깃의 크기에 의해서 결정된다. 이와 같은 품질 특성 때문에 실시간 검사가 용이하지 않으며, 문제점을 해결하기 위하여 여러 연구가 진행되고 있다.

신경망을 이용한 상황 인식에 대한 연구는 활발히 진행 중이다[4-9]. 실시간 품질 예측에 관한 신경회로망 이론을 이용한 용접품질 예측에 관련된 연구에서 용접 재료나 용접라인의 성형성을 예측하기도 하였으며[10,11], 점용접에서 흠집의 패턴을 인식하여 용접 품질을 예측하는 연구도 수행하였다[12]. 초음파 검사에 기반한 비파괴 검사를 검사 방법으로 사용하여 용접 흠집의 패턴 인식을 신경망으로 분류하여 용접 품질을 예측하는 연구도 진행하였다[13]. 최용범 등은 그들의 연구에서 동저항을

측정 변수로 활용하기도 하였다. 결과로 용융부의 깊이와 직경을 예측하였다[14]. 동저항은 점용접에서 시간의 변수로 변화하는 저항의 크기로 전류 측정에 의해 실시간으로 측정 가능한 변수이다. 그렇지만 변수간의 상호 연관성이 분석되지 않은 상태에서 독립적이지 않은 변수들로 부정확한 예측 결과가 나타날 수 있다.

신석우의 논문에서 동저항은 중요한 공정변수로 활용된다. 이 논문에서 10가지 동저항을 인자로 추출하여 연구에 활용하였다[15]. 그들은 이 연구에서 고장력강판(1,280MPa Ultra High Strength Steel)에 대하여 다중회귀분석을 수행하여 의미 있는 회귀식을 추정하였으나, 용접품질에 대한 예측을 수행하지 않았다.

본 논문에서는 동저항 변수를 실시간 입력조건으로 하는 신경망 회로를 구축하여 실시간 용접 품질을 예측하는 방법을 연구한다. 10가지의 동저항을 비교하여 회귀식을 설정하고, 신경망회로는 회귀식에 의해서 불필요한 동저항 변수를 제거하여 활용한다. 또한 10개의 동저항 변수에 의한 신경망 구축과 불필요한 독립변수 제거 후의 신경망 회로를 비교하여 실시간 측정 변수를 간소화한 예측 시스템의 우수성을 증명한다.

## 2. 다중회귀분석

다양하고 복잡한 변수들 간의 상호 관련성을 찾으려는 방법 중에 회귀분석 방법이 있다. 다중회귀분석은 다양한 독립변수에 의한 종속변수의 연관성을 잘 설명해 줄 수 있는 방법이다. 두 개 이상의 변수가 포함된 회귀모형을 다중회귀 모형이라 한다.  $n$ 개의 독립변수를 갖는 다중회귀모형에서 각 독립변수의 수준에서 측정되는 종속 변수에 대하여 다중회귀 모형을 나타낸다. 종속변수는 독립적으로 기댓값과 분산을 갖는 정규분포를 따른다. 회귀계수에 대한 유의성 결정을 통하여 각 독립변수가 종속 변수를 설명하는데 유의한지를 검정할 수 있으며, 유의수준을  $\alpha$ 를 0.05로 정한다. 분산분석 결과  $p$ -값이 0.05보다 작으면 회귀식이 유의하다고 할 수 있다.

첫 단계에서는 완전모형으로 가정하고 분산분석을 실시하지만 F-검정의 유의수준이  $\alpha$ 보다 크면 변수를 제거하고 다음 단계 분석을 실시한다. 회귀모형에서 F 값이 가장 작은 변수에서  $p$ -값이 유의수준보다 크면 추가적으로 제거한다. 이와 같은 과정을 제거될 유의미한 변수가 없을 때 까지 계속 수행하는 후진 제거법을 수행한다.

또한 독립변수들 간에 강한 상관관계가 있는 경우 다

중공선성이 있다고 한다. 다중공선성이 있는 경우에는 추정된 회귀계수의 분산이 너무 커서 정확한 모수추정 및 검정에 어려움이 있고, 추정된 회귀모형의 신뢰성이 떨어진다. 다중공선성분석에서 vif값이 10 이상 나온 독립변수가 존재하면 상관관계수가 높은 변수 중 유의성이 낮은 변수를 제거한다.

본 논문에서는 접용점 품질의 실시간 예측을 위하여 신경망회로를 구축하는 방법을 제시한다. 신경망회로를 구축하는 순서는 Fig. 1과 같다.

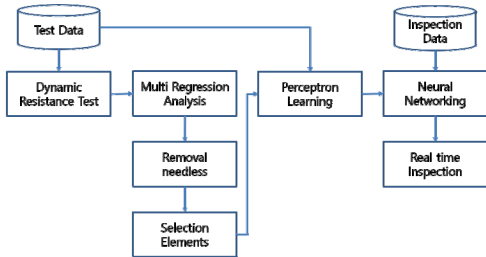


Fig. 1. A Method of Construction of Neural Network for Real Time Monitoring of Spot Welding.

그림에서와 같이, 먼저 45개의 시험데이터를 기반으로 다중회귀분석을 실시한다. 다중회귀분석에 의해서 얻어진 회귀식은 제거 가능한 독립변수가 제거된 독립변수들이다. 단순화된 독립변수와 동저항으로 이루어진 독립변수와 품질 결과로 나타나는 실험데이터를 이용하여 신경망을 구축한다. 학습된 신경망은 검증용 27개의 실험데이터를 입력으로 하여 결과를 검증한다.

본 논문에서는 590MPa-UHSS 강판에 대하여 45개 동저항 데이터를 이용하여 다중회귀분석을 수행하였다. 10가지 동저항을 인자로 추출하여 용접 품질을 연구하였다[11]. 이 논문에서 너깃의 생성시점의 동저항  $\alpha$ 피크값  $x_1$ 과 위치  $x_2$ , 성장속도와 관련된 동저항  $\beta$ 피크  $x_3$ 와 위치  $x_4$ ,  $\alpha$ 피크의 하강속도  $x_5$ , 상승속도  $x_6$ , 동저항평균  $x_7$ ,  $\alpha$ 피크와  $\beta$ 피크의 차이  $x_8$ , 최종저항  $x_9$ ,  $\beta$ 피크 최종저항  $x_{10}$ 을 설정하였다.

다중회귀분석에서 종속변수는 인장전단강도와 저항용접에 의한 너깃의 지름이다. 다중회귀분석을 수행한 결과로 인장전단강도에 대한 회귀분석은 다음 Table 1. 과 같다.

다중회귀분석에서 후진제거 후에 종속변수 인장 전단강도에 대하여 남은 독립변수는  $\beta$ 피크( $x_3$ )와 하강기울기( $x_5$ )이다. 후진제거에 의하여 8개의 종속변수가 제거되었다.

Table 1. The Result of Multi-Regression Analysis for Stress of Spot Welding.

	coeff.	standard error	t statistic	P-value	VIF
Y	22.929	2.530	9.061	1.96E-11	
X3	-0.0759	0.0046	-16.25	1E-19	1.071
X5	0.0377	0.0036	10.387	3.56E-13	1.071

이 회귀식의 설명력을 나타내는 조정된 결정계수는 0.917로 나타났고, 회귀식의 유의성을 나타내는 p값은  $6.68 \times 10^{-24}$ 으로 회귀식이 유의하다는 것이 증명되었다.

y축의 절편은 22.929이고 독립변수  $x_3$ ,  $x_5$ 의 기울기는 각각 -0.0759, 0.0377이며 p 값은 각각  $10^{-19}$ ,  $3.56 \times 10^{-13}$ 으로 유의미하다. 이 회귀식의 잔차에 대한 표준편차는 1.883이며, 다중공선성 분석을 위한 VIF 값은 1.071로 Table 1.과 같이 설명력과 정확도가 높은 회귀식을 얻을 수 있었다.

전기저항용접에서 용접품질에 지대한 영향을 주는 종속변수 너깃지름에 대한 회귀식은 후진제거에 의해서 하강기울기( $x_5$ ), 평균동저항( $x_7$ ) 등 2가지의 독립변수로 회귀식이 형성되었다. 후진제거에 의하여 8개의 종속변수가 제거되었다. 이 회귀식의 설명력을 나타내는 조정된 결정계수는 0.971로 높게 나타났고, 회귀식의 유의성을 나타내는 p값은  $1.58 \times 10^{-33}$ 으로 회귀식이 유의하다는 것이 증명되었다.

y축의 절편은 8.875이며 독립변수  $x_5$ ,  $x_7$ 의 계수는 각각 0.002, -0.0189로 나타났다. p 값은 각각 0.000316,  $4.22 \times 10^{-31}$ 으로 유의미하다. Table 2와 같이 이 회귀식의 잔차에 대한 표준편차는 0.252로 비교적 설명력과 정밀도가 높은 회귀식을 얻을 수 있었다.

Table 2. The Result of Multi-Regression Analysis for Nugget Diameter of Spot Welding.

	coeff.	standard error	t statistic	P-value	VIF
Y	8.875	0.3368	26.355	9.48E-28	
X5	0.002	0.0005	3.9247	0.000316	1.289
X7	-0.0189	0.0005	-31.956	4.22E-31	1.289

회귀분석에 의해 구한 회귀식으로 용접품을 결정하는 인장전단응력과 너깃의 지름을 예측할 수 있다. 이 회귀식은 95%의 신뢰 구간에서 유의미한 식이다. 판단 기준이 되는 인장전단응력 값은 5.6kN이며, 너깃의 지름은

4.7mm이다. 판정근거는 KS B 0850-2016의 규정 값에 의한 값이다. Fig. 2는 실험치와 예측치에 대한 차이를 보여준다. 그림에서 직선은 실험치와 예측치에 대한 회귀식이다. 잔차의 표준편차는 인장전단응력과 용접너그트의 지름에서 각각 1.883과 0.252로 나타났다.

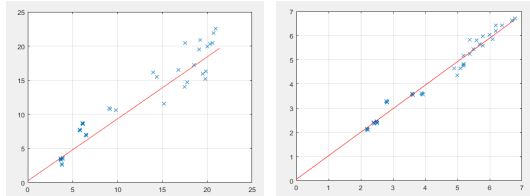


Fig. 2. Comparisons of Regression Line and Test Variables.

품질판단기준이 되는 인장전단응력과 너그트 지름의 예측 값에서 두 가지 타입의 오차가 발생할 수 있다. 실제로는 양품이지만 오차에 의해서 불량으로 판단되는 타입 I 에러와 그 반대의 경우로, 실제 값은 불량품이지만 양품으로 판정되는 타입 II 에러이다. 회귀식에 의해서 예측되는 인장강도와 너그트의 지름에 의한 불량예측은 45개의 데이터 중에서 두 개의 type I에러가 발생하는 것을 볼 수 있다. 나머지 43개의 데이터에 대해서는 올바르게 예측되었다.

다중회귀분석에 의해서 높은 설명력을 갖는 의미 있는 회귀식을 얻을 수 있음에도 불구하고 품질 예측으로는 충분한 결과를 얻는다고 할 수 없다. 따라서 보다 정확도가 높은 실시간 예측 방법으로 실험데이터의 학습에 의한 신경망 구축이 요구된다.

### 3. 인공 신경망

신경망 구축을 위한 동저항 변수는 회귀분석에 의해 구한 독립변수를 이용한다. 회귀식에 의해서 구한 설명력은 남은 7가지의 독립변수를 제거하여도 용접품질을 결정하는 인장전단응력과 용접면적을 예측하는 데에 문제가 없음을 증명하였다.

신경망회로는 다양한 계층의 구조로 만들어진다. 함수의 근사치를 결정하기 위하여 가장 많이 사용되는 방법은 다층 퍼셉트론 신경망(Multi Layered Perceptron) 이 있다. MLP는 입력층, 은닉층, 출력층으로 되어있다.

신경망으로 들어가는 입력층의 값들은 가중치 곱과 편

향값과 더해져서 실행함수가 만들어진다. 신경망 구축 공정을 위해 처음에 네트워크의 구조가 먼저 정의된다. 입력층이 선형으로 분리 가능한 경우에는 한 개의 은닉층으로 해를 구할 수 있으나 본 논문에서와 같이 입력 노드가 3개인 경우, 적절한 해를 구하기 어렵게 된다. 따라서 은닉층의 레이어를 증가시켜서 신경망을 설계한다. 레이어에서 활성화 함수는 로그시그모이드 함수를 선택하였다. 가중치의 해를 얻기 위한 학습방법은 평균제곱오차 (Mean Square Error)를 최소화 하는 함수최적화 기법으로 Levenberg Marquardt를 이용하였다. 목표 공차 값은  $10^{-3}$ 으로 하였고 반복계산 횟수는 1,000번으로 하여 훈련 알고리즘과 관련된 파라미터를 정의하였다. 훈련 알고리즘을 호출하고 신경망이 결정된 후, 먼저 측정된 입력 데이터로 신경망의 출력을 시뮬레이션하여 결과를 측정하여 비교하였다.

Fig. 3과 같이 입력층은 첫 번째 신경망에서 10개의 노드이며, 세 개의 레이어를 거쳐서 2개의 출력층으로 결과가 출력된다. 출력값은 불량(0,0) 두 가지의 품질 항목 중 한 가지 불량(0,1) 또는 (1,0), 양품(1,1) 등 네 가지의 경우로 설계하였다. 신경망 학습에서 가중치 변화를 랜덤 수자로 가져가기 때문에 시도할 때 마다 다른 결과값과 시도 횟수가 변화한다. 신경망의 구조는 Fig. 3과 같다.

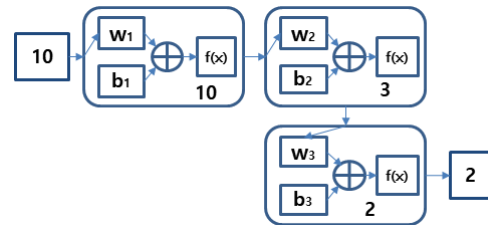


Fig. 3. 10 Inputs Neural Network Structure

그림에서와 같이, 신경망은 126epoch 시도에서 가장 좋은 결과가 만들어 졌으며 Fig. 4와 같이 평균오차가  $10^{-10}$  밑으로 떨어지는 모습을 볼 수 있다. 또한 기울기가 126번째에서 거의 변화가 없으므로 해를 찾는 작업을 정지하였다. 입력변수 동저항  $p[10,1]$  행렬에 대하여 2개의 출력 행렬을 학습시켰다.

$$nnet(p[10,1]) = w_3[2,3] \times sig(w_2[3,10] \times sig(w_1[10,10] \times p[10,1] + b_1[10,1]) + b_2[3,1]) + b_3[2,1]$$

여기서  $w_i$ 는 가중치행렬이며,  $b_i$ 는 편향행렬,  $p$ 는 입력행렬이며, [ ]안은 행과 열의 숫자 표시이다.

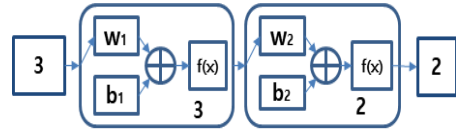


Fig. 5. 3 Inputs Neural Network Structure

입력층은 첫 번째 신경망에서 3개의 노드이며, 2개의 레이어를 거쳐서 2개의 출력층으로 결과가 출력된다. 출력값은 앞선 신경망과 마찬가지로 불량(0,0) 두 가지의 품질 항목 중 한 가지 불량(0,1) 또는 (1,0), 양품(1,1) 등 네 가지의 경우로 설계하였다. 실행함수는 다음과 같다.

$$nnet(p[3,1]) = lw[2,3] \times sig(iw[3,3] \times p[3,1] + b_1[3 \times 1]) + b_2[2,1]$$

Fig. 6과 같이 신경망은 31번 시도에서 가장 좋은 결과가 만들어 졌으며 평균오차가  $10^{-17}$  밑으로 떨어지는 모습을 볼 수 있다. 또한 기울기가 31번째에서 거의 변화가 없으므로 해를 찾는 작업을 정지하였다. 또한 반복수행이 진행되는 동안 5번째와 10번째에 해당되는 시도에서만 45개의 데이터 중에서 범위에 벗어나는 결과가 있었다는 것을 알 수 있다.

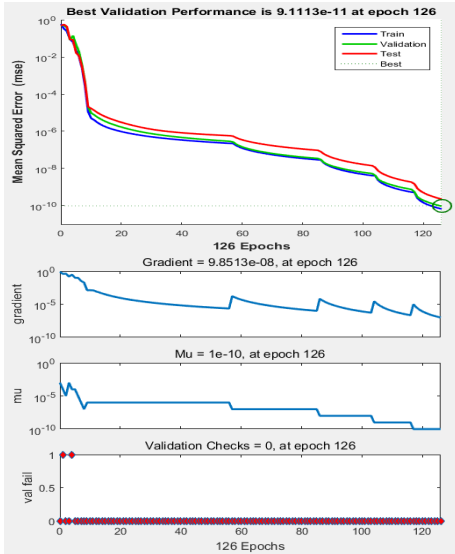


Fig. 4. Learning Performance of 10 input Neural Network

실행함수의 결과로 45개의 모든 데이터가 오차 없이 불량, 한 가지만 불량, 양품의 결과를 구분 하였다. 그러나 10개의 동저항 변수를 모두 활용하여 신경망회로를 구성하여 실시간으로 용접품질을 감시하는 경우 입력 변수가 많이 존재하여 이에 관한 수집 데이터 종류가 많고 데이터 수집 방법이 복잡하기 때문에 입력 변수를 가능한 많이 줄이는 것이 시스템을 간소화 하는 효율적인 품질 감시 시스템이라고 할 수 있다. 동저항 독립변수의 수를 간소화하면서 확률적으로 충분한 설명력으로 유의미한 결과를 예측하는 다중회귀분석 결과를 활용하여 독립변수의 수를 10개에서 3개로 줄여서 신경망을 구축할 수 있다.

용접 품질을 판정하는 두 가지 품질, 즉 전단응력과 용접면적은 다중회귀분석에 의해 각각 0.91과 0.95의 설명력으로 3가지의 독립변수에 의해서 대부분 품질 판정을 할 수 있다는 것이 증명되었다. 10개의 동저항 변수에 의한 판정기준과 3개의 동저항 변수에 의한 판정 기준이 크게 다르지 않다면, 실시간 판정 감시를 하는데 있어서 변수를 줄여줌으로써 동저항 측정 공정과 장치를 간소화하여 품질검사를 실시할 수 있다. 후진제거에 의해 유의미한 동저항 변수  $x_3, x_5, x_7$  만 포함하여 신경망을 구축하였다. Fig. 5는 3개의 입력 동저항에 의한 신경망이다.

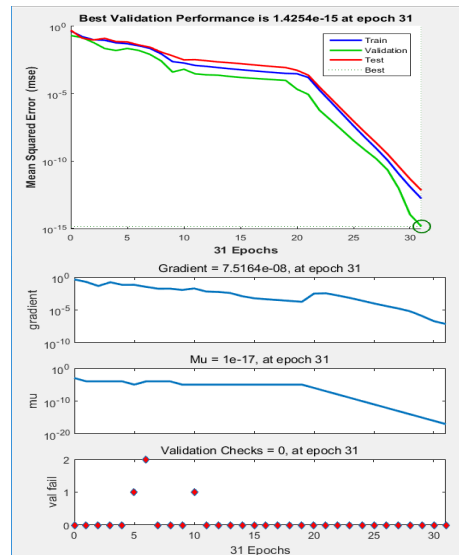


Fig. 6. Moving Variables of Network Train.

### 4. 결과 비교

본 논문에서는 45개의 실험데이터를 이용하여 다중회귀분석에 의한 회귀식을 생성하여 용접제품의 품질을 예측하고, 결과에 영향을 주는 독립변수를 후진제거 방법에 의해서 구하였다. 또한 주어진 데이터의 학습에 의한 신경망회로를 구축하였다. 신경망 회로에 의한 결과를 비교하기 위하여 27가지의 검증용 실험 데이터를 이용하여 결과치를 비교하였다.

Table 3과 같이 45개 실험 데이터 중에서 12개의 완전불합격, 12개의 용접면적 불합격, 21개의 합격 데이터로 구성되어 있다. 다중회귀분석에 의한 두 개의 회귀식에 의해서 예측한 결과 완전불합격 12개 용접면적 불합격 14개 합격 19개로 예측되었다. 합격품 2개가 용접면적 불합격으로 예측되어 2개의 Type I 에러가 발생되어 4.4%의 오차율을 보였다. 이 경우 합격품을 불량품으로 간주하여 생산 효율성 부분에서 문제가 발생된다. 10개의 동저항 독립변수를 이용한 신경망에서 3개의 은닉층을 구축하여 에러 없는 회로를 생성하여 오차 없이 불량과 부분불량, 완전불량을 구분하였다. 다중회귀분석에 의해서 선택된 독립변수에 의한 신경망 회로는 2개의 은닉층을 구축하여 45개의 데이터가 모두 정확히 분류하는 것이 가능하였다.

**Table 3. The Comparison Results of Forecasting Welding Qualities.**

	F/F	P/F	P/P	note
Test Data	12	12	21	
Regression	12	14	19	4.4%
10 input	12	12	15	0%
3 input	12	12	21	0%
Verify Data	3	3	21	
Regression	3	5	19	7.4%
10 input	3	3	15	0%
3 input	3	3	21	0%

27개의 검증데이터는 3개의 불합격, 3개의 면적불량, 21개의 합격품으로 구성되었다. 다중회귀분석에 의한 두 개의 회귀식에 의해서 예측한 결과 완전불합격 3개 용접면적 불합격 5개 합격 19개로 예측되었다. 합격품 2개가 용접면적 불합격으로 예측되어 7.4%의 오차율을 보였다. 10개의 독립변수에 의한 신경망과 3개의 독립변수에 의한 신경망에 의한 예측 방법에서는 27개의 검증 데이터 모두 정확히 완전 불량품과 부분불량, 양품의 제품을 예측하여 분리하였다.

### 5. 결론

본 논문에서는 고장력 강판의 점용접 공정에서 발생되는 저항 변화의 패턴 특성을 측정하여 실시간으로 용접성을 평가하고 예측하여 불량품을 판별하는 실시간 용접 예측 시스템을 개발하였다.

주어진 실험데이터에서 다중회귀분석을 실시하여 인장전단강도와 너트의 지름을 예측하는 회귀식을 구하였다. 다중회귀분석에서 두 개의 회귀식에서 설명력을 나타내는 조정된 결정계수는 각각 0.917, 0.971이었으며, 후진제거 후 남아있는 의미 있는 독립변수는 B피크와  $\alpha$ 피크의 하강속도, 동저항 평균 등 3가지였다.

회귀식에 의한 용접품질 예측에서는 45개 데이터에서는 4.4%의 예측오차를 보였으며, 27개 데이터에 대하여는 7.4%의 오차율을 보였으며 모두 Type I 에러로 양품이 불량품으로 판정되는 문제가 발생되었다.

동저항 독립변수 10가지를 이용한 신경망회로는 3개의 은닉층에 의해서 구축되었으며, 126번의 반복에 의해서 불량, 부분불량, 양품을 구별하는 실행함수와 가중치 행렬을 구하였다.

또한 다중회귀분석에서 품질에 영향을 주는 3가지의 입력변수를 이용하여 신경망 회로를 구축하였다. 신경망 회로에서 중간에 은닉층 2개의 계층으로 설계하였으며, 은닉층에서 가중치 행렬은  $3 \times 3$ ,  $2 \times 3$ 으로 설계하였다. 학습방법은 Levenberg Marquardt 방법을 사용하였고, 활성화함수로는 로그시그모이드 함수를 사용하였다. 신경망은 31번의 반복 작업에 의해서 0에 수렴하는 오차로 실행함수와 가중치 행렬의 해를 구하였다. 그 결과 27개의 검증데이터에 대해서 완전한 품질예측의 성능을 보여주었다.

한정된 재료와 데이터를 이용하여 회귀분석과 신경망 회로를 설계하여 예측시스템을 구축하였으나, 다른 종류의 재료와 데이터를 활용하여 개발된 시스템이 범용적 활용이 가능한지의 검증이 필요하며, 원래의 목적에 부합하는 실시간 모니터링 시스템의 실질적인 구축이 요구된다.

본 논문에서 신경망회로를 이용한 용접 품질 예측 시스템을 다중회귀분석과 신경망회로에 의한 시스템을 구축하여 용접품질의 예측시스템을 구축하여 생산성 향상과 고품질 생산의 가능성을 높일 수 있었다.

### REFERENCES

[1] T. T. Han, K. Y. Lee & J. S. Kim. (2009). *Recent*

*Developments and Weldability of Advanced High Strength Steels for Automotive Applications, Journal of KWJS, 27(2), 131-132.*

[2] K. W. Kang. (2014). *Vibration Fatigue Analysis of Spot Welded Component considering Change of Stiffness due to Fatigue Damage, Convergence Society for SMB (5)1.* 1-8

[3] C. S. Son & Y. W. Park. (2012). *Lobe Curve Characteristic Analysis of Resistance Spot Welding for Sheet Combination of 783 MPa Steel Sheet Using Simulation, Journal of KWJS, 30(6).* 68-73.

[4] B. N. Cho, H. S. Kim & I. S. Kang. (2015). *Development of Estimation Model of Construction Activity Duration Using Neural Network Theory, Journal of the Korea Academia-Industrial, 16(5).* 3477-3483.

[5] K. K. Seo. (2014). *Development of a Sales Prediction Model of Electronic Appliances using Artificial Neural Networks, JJournal of Digital Convergence 12(11), 209-214.*

[6] S. K Kang & S. H. Chun, (2017). *Human Tracking Technology using Convolutional Neural Network in Visual Surveillance, Journal of Digital Convergence, 15(2), 173-181.*

[7] E. M. Yang, H. J. Lee & C. H. Seo. (2017). *Comparison of Detection Performance of Intrusion Detection System Using Fuzzy and Artificial Neural Network, Journal of Digital Convergence, 15(6), 391-398.*

[8] K. T. Kim, J. Y. Choi. (2018). *Facial Local Region Based Deep Convolutional Neural networks for Atomated Face Recognition, Journal of Korea Convergence Society, 9(4).* 47-55.

[9] T. S. Ki & S. H. Lee. (2017). *A Prediction Scheme for Power Apparatus using Artificial Neural Networks, Journal of Korea Convergence Society, 7(6).* 201-207

[10] Y. S. Yang, T. T. Nguyen & K. Y. Bae. (2010). *Prediction of Heating Line for Plate Forming in Induction Heating Process Using Artificial Neural Network, Journal of the KWJS, 28(4).* 1-4.

[11] Y. S. Yang, T. T. Nguyen & J. W. Kim. (2013). *An artificial neural network system for predicting the deformation of steel plate in triangle induction heating process, International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 14(4), DOI: 10.1007/s12541-013-0075-1*

[12] C. H. Kim, H. Y. Yu & S. H. Hong. (2007). *Adaption of Neural Network Algorithm for Pattern Recognition of Weld Flaws, The Journal of the Korea Contents Association, 7(1).* 65-72.

[13] J. H. Cho. (2013). *Prediction of Arc Welding Quality through Artificial Neural Network, Journal of KWJS, 31(3), 44-48.*

[14] Y. B. Cho, H. S. Chang & H. S. Cho. (1993). *Estimation of Nugget Size in Resistance Spot Welding Processes Using Artificial Neural Networks, Journal of Mechanical Science and Technology, 17(2), 393-406.*

[15] S. W. Shin, J. H. Lee & S. H. Park. (2018). *Strength Estimation Model of Resistance Spot Welding of 1.2 GPa Grade Ultra High Strength TRIP Steel for Car Body Applications, Journal of Welding and Joining, 36(1).* 82-89.

조 재 형(Cho, Jae Hyung)

[정회원]



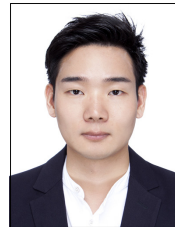
- 1991년 7월 : University of Illinois at Chicago 기계공학과(공학석사)
- 1995년 7월 : University of Illinois at Chicago 기계공학과(공학박사)
- 1999년 3월 ~ 현재 : 단국대학교 산업공학과 교수
- 관심분야 : CAD/CAM/CAE, Computer

Vision Inspection

· E-Mail : jaecho@dankook.ac.kr

고 상 현(Ko, Sang Hyun)

[정회원]



- 2017년 2월 : 단국대학교 산업공학과 졸업 (공학사)
- 2019년 2월 현재 : 단국대 산업공학과 석사과정
- 2014년 ~ 현재 : (주)명하테크
- 관심분야 : 인공지능, 통계분석, 경영관리
- E-Mail : zanaque@naver.com